

平成 27 年度総合情報学専攻博士前期課程修士論文

レビュー及び周辺情報を用いた

小説の感性情報の推定と
小説検索システムの構築

提出年月日： 平成 28 年 01 月 29 日

提出者： 学籍番号 1430074

山本 泰広

指導教員： 内海 彰 教授

板倉 直明 教授

目次

1	はじめに	3
2	感性情報	4
2.1	感性語	5
3	感性情報を用いた検索システム	6
3.1	感性情報を用いた小説の検索	7
4	提案手法	9
4.1	感性語の出現頻度を用いた感性情報の推定	9
4.2	レビュー、著者情報を用いた感性情報の推定	10
4.2.1	レビュー情報を用いた推定手法	10
4.2.2	潜在レビューの推定	12
4.2.3	著者情報を用いた推定手法	13
4.2.4	内容紹介の類似度を利用した感性情報の推定	14
5	小説検索システムの概要	15
6	評価実験	18
6.1	評価データ	18
6.2	評価方法	18
7	結果と考察	19
7.1	提案手法とベース手法の比較	19
7.2	レビュー数によるベース手法の精度の変動	20
7.3	各スコア拡張手法の結果	21
7.4	提案手法の感性タグごとの精度	23
7.5	提案手法の小説ごとの精度	25
7.6	閾値による提案手法及び各スコア拡張手法の変化	28
7.7	分散を用いた閾値	30

7.8	潜在レビューの情報の有効性の調査	32
7.9	潜在レビュー推定手法の改良	35
7.10	人気のある小説の嗜好情報としての有効性	38
7.11	著者情報を用いた手法における発売日データの有効性	39
7.12	内容紹介を用いた手法の考察	42
7.13	検索結果におけるレビューの少ない小説の割合	44
8	おわりに	45
A	評定データ収集の際の実験の詳細	48
B	評価に用いた小説一覧	50
C	感性タグ一覧	51

1 はじめに

従来の小説検索システムでは小説のタイトルや著者名、ジャンルなどの書誌情報をキーとして小説を検索することができる。しかしQAサイトなどにおいて「泣ける小説」のように感性情報を手がかりに小説を探す人が多くいるにもかかわらず、感性情報を用いて小説を検索することができるシステムは少ない。また [whichbook.net](http://www.openingthebook.com/whichbook/)¹や感情による図書検索システム [1] などの、感性情報により検索可能なシステムのほとんどでは各小説の感性情報を手でタグ付けしているため、そのコストの大きさは問題視されており、感性情報を自動推定することが求められている。

それに対して感性情報のタグ付けを自動で行っているシステムがいくつかある [2, 3, 4]。桑田ら [2] は、レビューに出現する感性語（感性情報を表す語句）の出現頻度を数えることで、12 対 24 項目の感性項目から構成される感性情報の度合い（感性パラメータ）を小説ごとに算出している。また原田ら [3] は、感性語の出現頻度を属性値とした機械学習を行うことで感性パラメータの自動推定を行っている。しかしこれらの手法では、レビューデータが十分にある小説に対してはある程度の精度で感性情報を推定できるものの、レビューデータの少ない小説に対してはその精度は不十分であり、レビューデータのない小説に対してはそもそも推定することができない。実際には全ての小説に十分な量のレビューデータがあるわけではないため、レビューデータの少ない小説に対しても精度良く感性情報を推定する手法が必要である。そこで本研究では、レビューデータが十分にある小説を用いて推定したレビューや著者の感性情報を利用することで、レビューの少ない小説に対しても高い精度で感性情報を付与する手法の提案を行う。

¹<http://www.openingthebook.com/whichbook/>

2 感性情報

従来，感性や情緒という概念は曖昧であり，科学に馴染まないものとされてきた [5]．しかし近年では感性という曖昧な特性を数値化して処理しようという研究が数多く行われており，その流れに伴い感性工学，感性情報科学という分野も生まれてきた．

感性情報とは「悲しい」や「楽しい」などの人がものやことに対して感じる情報のことであるが，人間の「感じ方」は主観的であり，十人十色といわれるように人によって感じ方に違いがある．しかし「悲しい」小説「泣ける」小説のように，大勢の人が同様のものを感じることがある．そのような感性は公共的主観性といわれ，客観的と同程度の普遍性がある [6]．本研究で推定を行う感性情報はこのような平均的で普遍的な感性情報である．

感性情報は本来，人の脳内の情報であり，それを表現する媒体として音楽や絵画，小説などの媒体が用いられる．そして，それらの媒体を観測した人の脳にも新たな感性情報が形成されていく．そのような感情の動きである「情動」の区別はある程度可能であるという感情の三次元モデル²に基づいて，印象や感情が表現される対象物から感性語を抽出し，SD 法を用いて感性情報をラベリングする研究が行われている．椋木ら [7] は，感性語の対義語空間について SD 法で評価した結果を教師画像にラベリングし，サンプル画像と教師画像の類似度を測り，教師画像の感性情報を用いてサンプル画像に感性情報をラベリングしている．

²様々な顔面・表情の写真分類を元にシュロスバーグによって提案された感情の基本次元であり，快-不快，注目-拒否，緊張-睡眠の 3 軸からなる．

2.1 感性語

感性語とは対象物の雰囲気や対象物から受ける感情を表現する形容詞及び形容動詞群であり [2] , 1994 年の文部省科学研究費「感性情報処理の情報学心理学的研究」の中で画像を表現する語として用いられている .

本研究では感性情報に基づく検索システムで頻繁に用いられる「楽しい」, 「悲しい」などの形容詞・形容動詞を感性タグとして表現し , 感性タグ自身 , 感性タグの関連語・広義語・狭義語・同義語をシソーラス活用辞典³を用いて抽出したものを感性語として表現する .

感性タグとそれらの感性語の例を表 1 に示す .

表 1: 感性タグと感性語の例

感性タグ	感性語
楽しい	うきうき , 爽快 , 嬉しい , わくわく
悲しい	寂しい , もやもや , 切ない , 悲劇
明るい	うららか , ハツラツ , 朗らか , にぎやか
穏やか	おっとり , おとなしい , しんしん , 和やか

³<http://www.gengokk.co.jp/thesaurus/>

3 感性情報を用いた検索システム

感性情報処理の研究分野において、「画像」や「楽曲」などのデータに対し、感性情報を用いて検索するシステムの構築の研究が行われている [7, 8, 9]。例えば感性情報を用いた画像検索システムの構築の研究では、感性語と画像特徴量の相関関係を分析し、その相関関係に基づいて画像検索を行うシステムの構築が行われている [7]。また Kuroda ら [8] は、画像検索システムを構築するために、一つ目のニューラルネットワークを用いて画像を三つのカテゴリーに分類し、カテゴリーごとに画像特徴量を抽出した後、もう一つのニューラルネットワークを用いてさらにカテゴリーを分けていくことで画像に対して印象語を自動でタグ付けしている。また近年では映画やテレビゲームなど時間的变化を伴う事象に対する印象を扱った研究が行われてきている。しかしそれらのメディアは進行状況に応じて感性情報が逐一再構成されるため、感性情報を収集しにくい問題がある。そのため近年ではウェブ上に大量に存在しているユーザレビューなどのテキストから感性語を抽出することで感性情報を推定する研究がいくつか行われている。

ここでユーザレビューとは、主に以下の条件に従ってある作品に対して書かれたユーザの感想のことをいう。

- 客観性 単なる好き嫌いだけでなく、理由が明記されている。
- 詳しさ 作品について気がついたことが詳細に書かれている。
- 比較 他の作品と比較して、どのように感じたかが書かれている。
- シンプルさ 長すぎるレビューは好ましくないため、簡潔にまとめられている。

3.1 感性情報を用いた小説の検索

近年では人間の感性をもとにして小説を検索するシステムの開発も進められてきている．初期に登場した検索システムは商用システムである whichbook.net や感情による図書検索システム [1] などの人手で感性情報をタグ付けしたシステムである．

whichbook.net は感性情報を含む 12 対 24 項目において最大 4 つのスコアを入力して小説を検索することができる英国のシステムであり，キャラクター情報，ストーリー構成，舞台の場所などの項目からも小説を検索することができる．しかしこれらのシステムは，人手により感性情報をタグ付けしているためその精度は高いと言えるが，そのコストの大きさから登録冊数は少なく，小説検索システムとして実用的ではない．

それに対し，桑田ら [2] は児童書・ヤングアダルト図書を対象に，レビューに出現する感性語の出現頻度を用いることで小説ごとに 15 対 30 項目の感性項目に対してその感性の度合いを自動で推定している．桑田らは実際に検索システム構築まで行っており，入力用感性項目を 15 対 30 項目に設定し，別に検索用感性項目を 8 対 16 項目設定している．そのため，小説を検索する際には検索時に入力した 8 対分の感性情報を 15 対分の感性情報に変換を行っており，検索する際に入力した 8 次元の感性スコアベクトルを，元々用意しておいた 8 対の感性項目と 15 対の感性項目の対応表を用いて，15 次元の感性スコアベクトルに変換しベクトル空間上に配置した後，感性情報推定により求めたベクトル空間上の各小説の感性スコアベクトルとの距離を測り，距離の近いものから順に提示することを検索システムの内部で行っている．

また原田ら [3] は感性語の出現頻度を属性値とした機械学習を行うことで 12 対の感性パラメータの自動推定を行っている．原田らは使用する感性語の語数をその語の頻出度合いや分布により絞ることや，決定木を用いた手法と重回帰分析を用いた手法を比較することを行っており，感性語を 200～300 語程度に絞った場合に精度が最も高くなったこと，決定木，回帰分析それぞれを用いた手法間において，精度の差はほとんど見られなかったことを結論に述べている．

また海外においては，感性情報を用いて画像や楽曲などのデータを検索する研究 [8] は行われているものの，感性情報を用いた小説検索システム構築の研究は行われていないようである．

これらの手法ではレビューに出現する感性語から感性情報の推定を行っているため、レビューの少ない小説に対しては、その精度が不十分である。また原田らはレビューが2件以下の小説が8割以上あると述べているにも関わらず、レビューが2件以下の小説は、好ましくないまたは不適切としてそもそも感性情報の推定を行っていない。

ここで本研究においてもレビューの少ない小説がどれほどあるのか事前調査を行った。小説5598冊における、レビュー数の分布を図1に示す。図1より、レビューが3件以下の小説が4割、10件以下の小説が5.5割あることが分かる。このことからレビューの少ない小説は大量に存在するため、それらの小説に対しても高い精度で感性情報を推定する必要があると思われる。

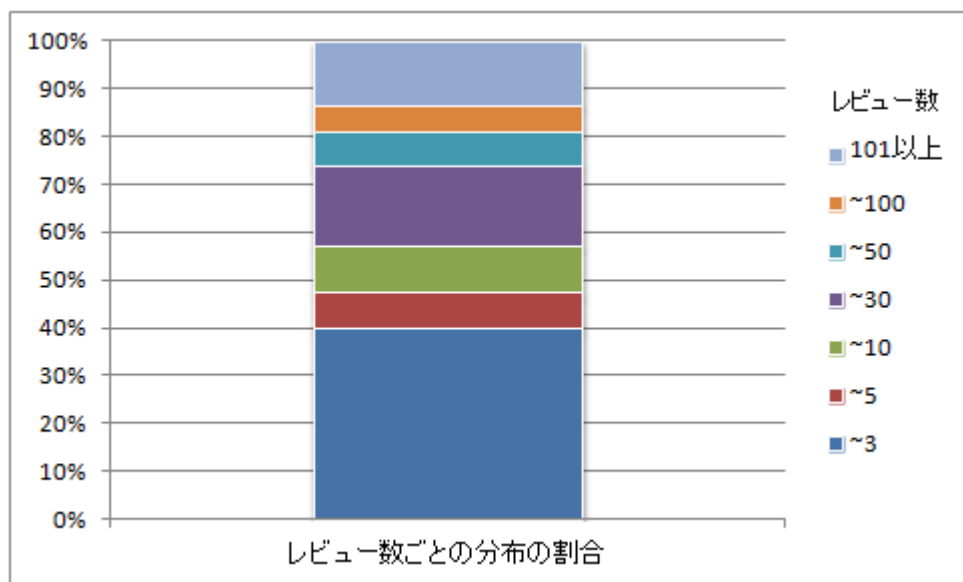


図 1: レビュー数の分布

4 提案手法

本手法ではまず桑田ら [2] の感性語の出現頻度を用いた手法により，各小説に対してそのレビューから感性情報推定を行い，感性スコアを求める．次にレビューや著者情報を用いた推定，内容紹介の類似度を用いた推定を行い，レビュー数が少ない小説に対して感性スコアを更新することで感性情報の自動推定を行う．

4.1 感性語の出現頻度を用いた感性情報の推定

桑田ら [2] の手法と同様に，レビューに出現する感性語の出現頻度を用いて各感性タグに対して感性スコアの付与を行う．以降，この手法をベース手法と呼ぶ．

以下，小説の集合を $D = \{d_1, d_2, \dots, d_n\}$ ，レビューの集合を $R = \{r_1, r_2, \dots, r_m\}$ ，著者の集合を $A = \{a_1, a_2, \dots, a_u\}$ ，レビューアの集合を $B = \{b_1, b_2, \dots, b_v\}$ ，感性タグの集合を $T = \{t_1, \dots, t_N\}$ とする．またレビュー r_i は (e_i, d_j, b_k) で表現され，感性スコアベクトル $e_i = (e_{i1}, \dots, e_{iN})$ における感性スコア e_{ij} は，レビュー r_i における感性タグ t_j に対応する感性語の総出現頻度である．

各小説 d_i に対する感性スコアベクトル $e(d_i)$ を，その小説のレビュー r_j の感性スコアベクトル e_j から次式で求める．

$$e(d_i) = \frac{\sum_{r_j \in R(d_i)} e_j}{|R(d_i)|}, \text{ ただし } R(d_i) = \{(e, d, b) \in R | d = d_i\} \quad (1)$$

4.2 レビュー，著者情報を用いた感性情報の推定

悲しい小説を好んで読む読者がいるように，読者の読む小説には嗜好による傾向があると考えられる．また読者が同じ著者の小説を読む理由の一つに，同じ著者は同じような小説を書く傾向があることが挙げられる．例えばホラー小説のみを執筆している著者の小説は，いずれの小説においても「不安な」や「暗い」などの感性タグのスコアは高くなると考えられる．このように傾向のあるレビューや著者の情報を用いることでレビューの少ない小説の感性情報をある程度推定することができると考えられる．よって本手法では，レビューのレビューした小説や著者の小説に付与された感性情報を用いて各小説に対して感性情報の更新を行う．

4.2.1 レビュー情報を用いた推定手法

2.1 節で求めたレビューの感性スコアベクトル e_i を利用してレビューの感性スコアを求め（下記の手順 1），その後各小説を読みそうなレビュー（潜在レビュー）の推定を行う（下記の手順 2）．最後にレビュー，潜在レビューの感性情報を用いて，その小説の感性スコアを更新する（下記の手順 3）．

1. 各レビュー b_i に対して，次式で感性スコアベクトル $e(b_i)$ を求める．

$$e(b_i) = f\left(\frac{\sum_{r_j \in R(b_i)} e_j}{|R(b_i)|}, C_1\right),$$

$$\text{ただし } R(b_i) = \{(e_i, d, b) \in R | b = b_i\} \quad (2)$$

$$f(x, C) = \begin{cases} x_t & x_t > C \\ 0 & x_t \leq C \end{cases} \quad (3)$$

2. 協調フィルタリング [10] の手法を参考に、「対象小説のレビューが読んでいる小説のみを読んでいるレビューの集合」を対象小説 d_i の潜在レビューの集合 $E(d_i)$ として推定する .

$$\begin{aligned}
 E(d_i) &= \{b | D(b) \subseteq D(b_j) \wedge b_j \in B(d_i)\} , \\
 \text{ただし } B(d_i) &= \{b | (e, d_i, b) \in R\} , \\
 D(b_j) &= \{d | (e, d, b_j) \in R\}
 \end{aligned} \tag{4}$$

3. 各小説 d_i に対して , 次式で感性スコアベクトル $e(d_i)$ を更新する .

$$e(d_i) \leftarrow e(d_i) + f\left(\frac{\sum_{b_j \in B(d_i) \cup E(d_i)} e(b_j)}{|B(d_i) \cup E(d_i)|}, C_2\right) \tag{5}$$

4.2.2 潜在レビューの推定

ここでは潜在レビューの推定についてより詳細に述べる．

潜在レビューの推定は協調フィルタリングの手法に基づき行っている．協調フィルタリングとは，代表的なレコメンデーションの手法の一つであり，「自分に似ている人の評価と自分の評価は似ているだろう．従って自分は持っていないが，似ている人が高い評価をしたものは自分も欲しいだろう」という仮説を前庭としている．購入履歴を例にとると，ある対象ユーザが商品を購入したデータと，対象ユーザ以外が購入したデータを用いて，ユーザ同士の類似性または共起性を測り，似ているユーザのデータを基に対象ユーザに商品を推薦する手法である．一般的にはアイテムの購入したか否かの二値ではなく，アイテムの評価値をデータとして用いる場合が多いが，本研究ではレビューがレビューしたか否かの二値を用いている．

潜在レビューの推定の流れを述べる．表 2 はレビューのレビューデータを表している．レビューが小説にレビューをした場合を「1」，レビューしていない場合を「0」として表している．小説 1 の潜在レビューを推定する場合，以下の流れでを行う．

1. まず小説 1 に対してレビューしているレビューを探す． 表 2 よりレビュー C と D が選択される．
2. 次に 1 で求めたレビューが読んでいる小説のみを求める． 表 2 より小説 3,4,5 が選択される．
3. 最後に小説 1 を読んでおらず，2 で求めた小説のみを読んでいるレビューを探す． 表 2 よりレビュー A が選択される．

表 2: レビューのレビューデータ

	小説 1	小説 2	小説 3	小説 4	小説 5
レビュー A	0	0	1	0	1
レビュー B	0	1	1	0	0
レビュー C	1	0	0	1	1
レビュー D	1	0	1	0	0

4.2.3 著者情報を用いた推定手法

(1) 式で求めた小説の感性情報を利用して著者の感性スコアを求め（下記の手順 1）、その著者の小説の感性スコアを更新する（下記の手順 2）。

1. 各著者 a_i に対して、著者 a_i の小説の集合を $D(a_i)$ とすると、次式で感性スコアベクトル $e(a_i)$ を求める。

$$e(a_i) = f\left(\frac{\sum_{d_j \in D(a_i)} e(d_j)}{|D(a_i)|}, C_3\right) \quad (6)$$

2. 各小説 d_i に対して、その小説の著者を a_i とすると、次式で感性スコアベクトル $e(d_i)$ を更新する。

$$e(d_i) \leftarrow e(d_i) + e(a_i) \quad (7)$$

4.2.4 内容紹介の類似度を利用した感性情報の推定

内容が類似する小説どうしは類似する感性情報を持っている可能性が高い．そのため小説 d_i の感性スコアベクトル $e(d_i)$ を，レビュー数が多い小説の中で小説 d_i と内容紹介が最も似ている小説の感性スコアベクトル $e(d_j)$ を用いて次式で更新する．

レビューの多い小説に設定するレビュー数が少なすぎると推定した感性情報の精度が低く，多すぎると比較対象の小説の数が少なくなると考えられる．そのため，レビューの多い小説かどうかの閾値を値に設定する必要があると思われる．レビューの分布について事前調査を行ったところ，レビューが 50 件以上ある小説が約 2 割あり，30 件以上小説が約 2.5 割あることが分かった．レビューが 30 件あればある程度の精度で感性情報の推定ができていると思われるため，レビュー数が 30 件以上の小説はレビューが多い小説として仮定し，推定を行う．

$$e(d_i) \leftarrow e(d_i) + e(d_j) \quad (8)$$

ここで用いる内容紹介とは，文庫本の裏表紙にあるようなその小説の内容を紹介するための文章であり，主にその小説のストーリーや登場人物，ジャンル情報などが読者の興味を引く形で書かれているものである．例えば読書メーターの「あらすじ・内容」の項目や，Amazon に登録されている「内容紹介」の項目に当たる．

5 小説検索システムの概要

提案手法で求めた感性情報を用いて小説を検索するシステムを構築した．システムには書籍のレビュー投稿サイトである「読書メーター (<http://bookmeter.com/>)」から取得した小説 5598 冊分のレビューデータ及び 44 項目の感性タグに対する 5151 語の感性語を用いて推定した感性情報が小説ごとに登録した．

ユーザは 44 種類の感性タグのうちの任意のタグの度合い (0~1) を入力することで小説の検索を行い，システムは入力された感性スコアベクトルと，各小説に対して推定した感性スコアベクトルのコサイン類似度を基準として，検索要求に合う小説を決定し，類似度の順で表示する．

実際に検索システムを使用している様子を以下に示す．まず図 2 のようにスライダーバーを動かして検索したい小説の感性情報を入力する．バーを右に動かすほど，入力した感性度合い (感性スコアの値) が大きくなる．感性情報を入力した後，送信ボタンを押下すると，図のように送信ボタンの下に検索結果が表示される．

システムの内部では，送信ボタンが押下された後，入力した感性スコアベクトルとベース手法及び提案手法を用いた感性情報推定により求めた各小説の感性スコアベクトルのコサイン類似度を算出し，その降順にソートしている．また小説を提示する際には小説のタイトル，著者名，類似度，あらすじを提示する．

小説の検索(感性情報)

スライドバーを動かして感性情報を入力することで小説を検索することができます。

<input type="range"/>	おとなしい	<input type="range"/>	重々しい
<input type="range"/>	せかせかした	<input type="range"/>	消極的な
<input type="range"/>	つまらない	<input type="range"/>	上機嫌な
<input type="range"/>	とげとげしい(対立的)	<input type="range"/>	上品な
<input type="range"/>	にぎやかな	<input type="range"/>	真面目な(シリアス)
<input type="range"/>	のどかな	<input type="range"/>	静かな
<input type="range"/>	安心な	<input type="range"/>	静的な
<input type="range"/>	安全な	<input type="range"/>	積極的な
<input type="range"/>	暗い	<input type="range"/>	暖かい(温かい)
<input type="range"/>	穏やかな	<input type="range"/>	地味な
<input type="range"/>	下品な	<input type="range"/>	動的な
<input type="range"/>	楽しい(エキサイティング)	<input type="range"/>	派手な
<input type="range"/>	危険な(サスペンス)	<input type="range"/>	悲しい
<input type="range"/>	嬉しい	<input type="range"/>	美しい
<input type="range"/>	緊迫した	<input type="range"/>	不安な(スリリング)
<input type="range"/>	軽やかな	<input type="range"/>	不機嫌な
<input type="range"/>	険悪な	<input type="range"/>	不愉快な
<input type="range"/>	固い	<input type="range"/>	明るい
<input type="range"/>	荒々しい	<input type="range"/>	面白い
<input type="range"/>	弱々しい	<input type="range"/>	愉快な(ユーモラス)
<input type="range"/>	醜い(グロテスク)	<input type="range"/>	力強い
<input type="range"/>	柔らかない	<input type="range"/>	冷たい

図 2: 評価を行う際の実験 Web ページ

<input type="checkbox"/> 弱々しい <input type="checkbox"/> 醜い(グロテスク) <input type="checkbox"/> 柔らかい	<input type="checkbox"/> 愉快なく(ユーモラス) <input type="checkbox"/> 力強い <input type="checkbox"/> 冷たい <input type="button" value="送信"/>
提案手法	ベース手法
1. 「九つの空」 園伊玖磨 類似度:0.772650252923 ----- 2. 「パイプのけむり なお」 園伊玖磨 類似度:0.772650252923 ----- 3. 「パイプのけむり まだまだ」 園伊玖磨 類似度:0.685000929507 ----- 4. 「まだ恋は始まらない」 岡田恵和 類似度:0.665929317085 あらすじ: 婚約中のOLと離婚寸前の子持ち男は、ある日、運命的な出会いをする。二人は前世で心中した男女の生まれ変わりだった…。 ----- 5. 「憎しみは愛の横顔」 ルーシーモンロー 類似度:0.628044106407 あらすじ: 1年前、エリーザはサルバトーレを愛し、彼の子を身ごもった。だが彼は、自分の子だと信じようとしなかった。エリーザはショックのあ	1. 「花束なんか欲しくない」 斑鳩サハラ 類似度:0.745284112853 あらすじ: 「死の告白天使サン・ジュスト」…。那智学園の海菜力也を、学園の皆はそう呼ぶ。もてもて生徒会長の貴公子・源蘇芳にかわり、二か月という疑似恋愛の期間終了を、相手に花束つきで告げる役を担わされているからだ…。彼ら幼なじみ二人を巡る恋愛沙汰を描いた、ヨコシマかつ純愛な学園ナイスバディ・ロマンス。期待の新人によるフレッシュ・デビュー作。 ----- 2. 「まだ恋は始まらない」 岡田恵和 類似度:0.735602936595 あらすじ: 婚約中のOLと離婚寸前の子持ち男は、ある日、運命的な出会いをする。二人は前世で心中した男女の生まれ変わりだった…。 ----- 3. 「愛を知ったバルセロナー地中海を渡る恋 (2)」 ルーシーモンロー 類似度:0.699122449542 あらすじ: バルセロナの暑い日差しを浴びながら、モデルのアンバーは、携帯電話の広告キャンペーンのための水着撮影をしていた。そのアンバーに声をかけてきた男性がいた。携帯電話会社の経営を指揮するミゲル・メネデスだ。野生動物を思わせる彼の魅力に、アンバーは惹かれた。ミゲルも同じ気持ちを隠そうとしなかった。とはいえ彼の望みは割り切った一時的関係だ。わかっているのに、どうして彼と一緒にいたいと思うのだろう。しかも、こんなに激しく。初めて覚える感情に、アンバーは戸惑いながらも身を任せていった。 -----

図 3: 評価を行う際の実験 Web ページ

6 評価実験

6.1 評価データ

推定した感性情報を評価するために，100 件以上のレビューがある小説の中から無作為に抽出した 30 冊に対して，1 冊につき 5 人，協力者一人につき 10 冊分の感性情報の評定を行ってもらった．評定は一度に行っても良いとしたが，最大十回に分けて評定を行える状態で行った．評定の際には，協力者に内容紹介文及びレビューを読んでもらった後に，44 項目全ての感性タグに対して 5 段階でその度合いを入力することを Web 上で行ってもらった．あまり内容を把握していない状態で評定を行うと評定データとしての信頼性が低くなるため，できるだけ多くのレビューを読んだから評定することを評定前に教示し，さらにいくつかのレビューを読んだか，その小説を読んだことがあるかについても答えてもらった．正解データには，小説 30 冊において，5 人分の評定データの感性スコアベクトルを平均したものをを用いた．

6.2 評価方法

提案手法がレビューデータの少ない小説の感性情報を適切に推定できるかの評価を行った．正解データの感性スコアベクトルと，全レビューデータからランダムに選択した 10 件以下のレビューを用いて提案手法で推定した感性スコアベクトルのコサイン類似度を計算し，その値を評価指標とした．コサイン類似度とは，ベクトル空間モデルにおいて，ベクトル同士の成す角度の近さを表現する類似度計算手法であり，以下の式により定義されている．1 に近ければ類似しており，0 に近ければ類似していないことを表している．

$$\cos(\boldsymbol{x}, \boldsymbol{y}) = \frac{\boldsymbol{x} \cdot \boldsymbol{y}}{\|\boldsymbol{x}\| \cdot \|\boldsymbol{y}\|} \quad (9)$$

7 結果と考察

7.1 提案手法とベース手法の比較

レビュー数を1～10件で変化させて推定を行ったときのベース手法（桑田らの手法 [2]）と提案手法の評価結果を図4に示す．ここでの閾値 $C_1 \sim C_3$ は，評価実験を行った中で最もコサイン類似度の高かった0である．閾値 $C_1 \sim C_3$ を変更した際の結果と考察については7.6節を参照されたい．図4より，レビューに出現する感性語の出現頻度のみを用いたベース手法よりも提案手法の方が精度が優れていることが分かる．このことから提案手法がレビューの少ない小説の感性情報の推定に有効であると言える．またレビューを全て用いたときのベース手法の精度とレビューが少ないときの提案手法精度を比べると0.05ほどの差しかないため，レビューの少ないときにおいても提案手法は高い精度で感性情報の推定を行えているといえる．

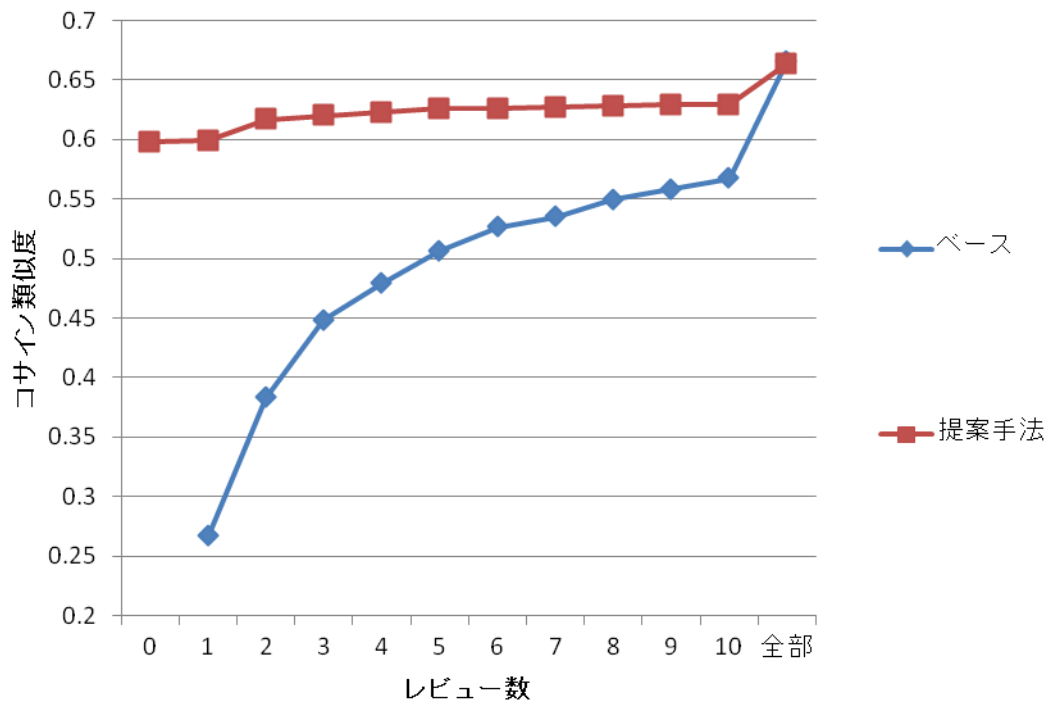


図4: レビュー数ごとの提案手法とベース手法の評価結果

7.2 レビュー数によるベース手法の精度の変動

次に提案手法がどれだけのレビューを用いた際のベース手法と同程度の精度なのかを調べるため、レビューの数を1～100件まで変更した際のベース手法の評価を行った。その結果を図5に示す。図4及び図5より、レビューが一件あるときの提案手法の精度はレビューが30件あるときのベース手法の精度とほぼ同等であり、レビューが10件あるときの提案手法の精度は、レビューが100件あるときのベース手法の精度とほぼ同等であることが分かった。このことから、レビューが少ないときにおいて、提案手法は10倍以上のレビューの情報を補えているといえる。

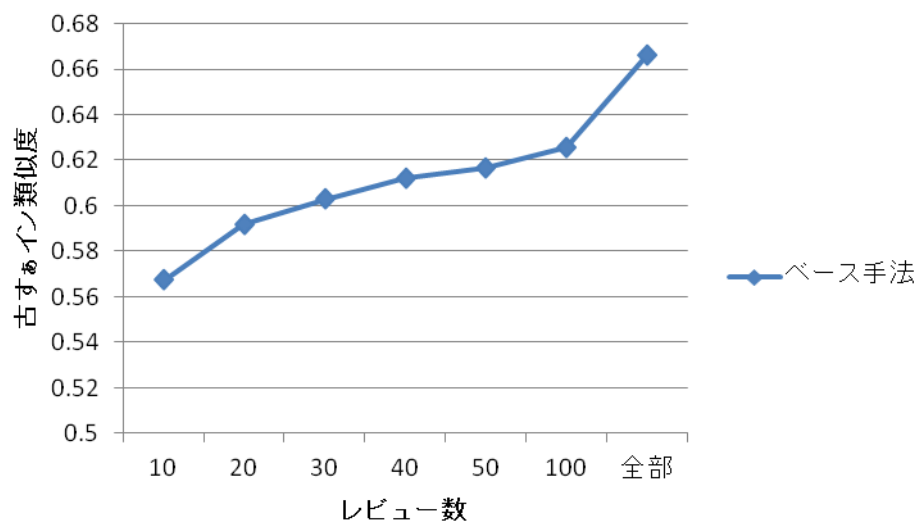


図 5: レビュー数ごとのベース手法の評価結果

7.3 各スコア拡張手法の結果

次に提案手法の中でどのスコア拡張手法が有効であったか調べるため、提案手法を構成する各スコア拡張手法ごとに評価を行った。その結果を図6に示す。図6よりどの手法もベース手法より精度が優れていることが分かる。このことから、今回提案した全てのスコア拡張手法はレビューの少ないときに有効であるといえる。また提案手法を構成するスコア拡張手法の中では特に著者情報が性能向上に寄与していることが分かる。著者情報を用いた手法においては、全レビューを用いた際にもベース手法より精度が向上しており、レビューが0件のときは提案手法の精度を上回っている。これらのことから、同じ著者の小説全ての感性情報を平均したスコアは、その著者の小説の感性スコアと近くなることがいえる。つまり、同じ著者の小説どうしは感性情報が似ていると考えられる。また著者情報を用いた手法において、レビューが0件のときの方がレビューが1～10件のときより精度が高い理由として、1～10件のレビューに出現する感性語から推定した感性情報よりも、著者情報を用いた手法により推定した感性情報が適切であったため、余計な情報が加わることで精度が下がったのだと考えられる。またこのことから余計または適切でない情報を加えると精度が下がると考えられるため、提案手法はとにかく情報を付け加えたから精度が向上したのではなく、著者情報、レビュー情報、内容紹介の3つの情報が感性情報の推定に有効であったから精度が向上したのだといえるだろう。

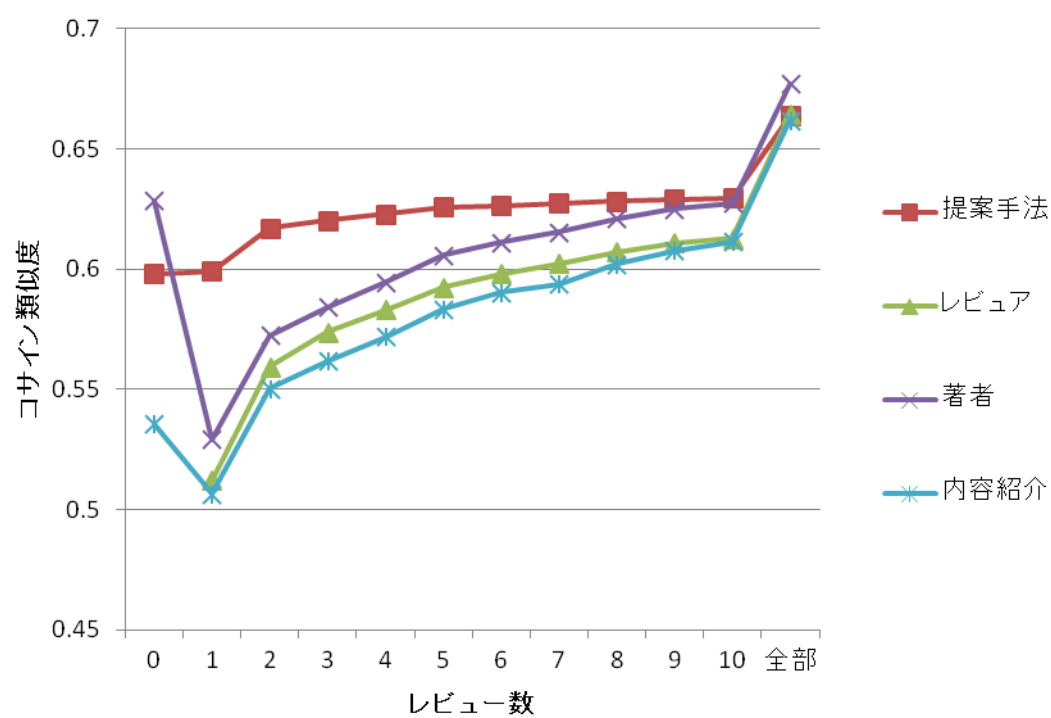


図 6: レビュー数ごとの各スコア拡張手法の評価結果

7.4 提案手法の感性タグごとの精度

感性タグ全体では提案手法の方がベース手法より精度が高いことが分かったため、次に感性タグ単位ではどれほど精度が向上したのか調査を行った。その結果を図7及び表3に示す。図7の番号と実際のタグとの対応は、付録Cを参照されたい。図7は各感性タグごとに推定結果と正解データ間で相関分析を行い、レビュー1～10件の相関係数の平均をとったものである。相関係数にはピアソンの積率相関係数を用いた。また表3は5%の有意水準で無相関検定を行い、帰無仮説が棄却され、その手法の感性情報推定結果と正解データの相関が有意であった感性タグを示している。

図7より、相関が有意になった感性タグの数はベース手法より提案手法の方が多いが、相関係数の値を調べると、ベース手法の方が相関係数が高いタグの数と、提案手法の方が高いタグの数がほぼ同数であることが分かる。そのため、ベース手法で正解データに近いスコアで推定できていたタグのスコアが、提案手法ではさらに近づいたのではなく、ベース手法ではあまり正しく推定できていなかったタグのスコアが、提案手法では正解データに近い値で推定することができたという場合が多かったのだと考えられる。

「暗い」などのベース手法及び提案手法において有意な相関が得られなかったタグについて実際に推定した感性スコアを見てみると、正解データのスコアと比べて、ベース手法、提案手法共にほとんどの場合で正しく推定できていなかった。その理由としては登録している感性語が不十分であることが挙げられる。実際に登録してある感性語を調べると、「暗い」の感性タグにおいては「闇」や「殺風景」など感情を表すのに使用せず、レビューにはあまり出現しないような単語が多く含まれており、「絶望」などの感情を直接表すような単語はあまり含まれなかった。このことから、ベース手法においても提案手法においても有意な相関が得られなかったタグは、感性語の不足が原因であると考えられる。

また「力強い」などの感性タグにおいてはベース手法より提案手法の方が正解データとの相関が低くなった。多くの場合は提案手法の方が相関が低いとはいえずかな差であるが、「力強い」及び「上品な」についてはベース手法よりも提案手法の方が大きく相関が低かった。この二つのタグについて実際に提案手法により推定したスコアと正解データを調べると、提案手法において「力強い」のスコアは一つの小

説を除きどの小説も同じくらいになっており、「上品な」についてはどの小説も似たり寄ったりなスコアになっていた。このことから、まず「上品な」の感性タグについては、どのレビューや著者においてもあまり差がないことが考えられる。レビュー、著者情報を用いた手法単体での推定結果と正解データの相関係数を調べたところ、この二つのタグにおいては、どちらの手法も提案手法とほぼ同じかわずかに低い値となった。よってこれらのタグについてはどのレビュー、著者においてもあまり傾向がないと考えられる。またそれらのタグにおいてベース手法の推定結果と正解データとの相関が高かったことから、これらのタグの情報はレビューに直接表現されやすいことが考えられる。

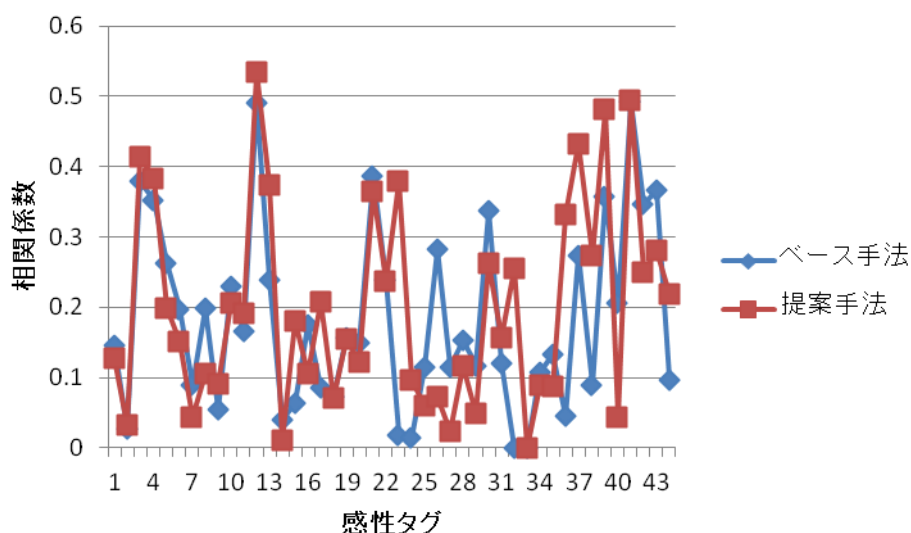


図 7: 感性タグごとの相関係数の値

表 3: 相関が有意であった感性タグの一覧

ベース手法	提案手法
つまらない	つまらない
とげとげしい	とげとげしい
楽しい	楽しい
醜い	危険な
上品な	醜い
積極的な	重々しい
不愉快な	美しい
面白い	不安な
愉快的な	不機嫌な
力強い	不愉快な
	面白い
	冷たい

7.5 提案手法の小説ごとの精度

ベース手法と提案手法の精度の差が最も大きいレビューが1件のときの結果を図8に、差が最も小さい10件のときの小説ごとの評価結果を図9に示す。図8と9の横軸の小説の番号と実際の小説のタイトルの対応は、付録Bを参照されたい。

図8,9より、レビューが10件のときにベース手法の精度が高い小説二冊（番号6と11の小説）はわずかに提案手法の精度を上回っているが、それ以外的小説及びレビューが1件のときの全小説においては提案手法の方が精度が高いことが分かる。このことから、レビューが少ないときにはほとんど全ての小説において提案手法は有効であるといえる。また10件レビューがあるときにベース手法の精度がわずかに上回っている小説は、二冊ともベース手法により高い精度で感性情報を推定できている。そのため、提案手法により推定したスコアが余計な情報となり、精度が低下したのだと思われる。またこの二冊はレビューが一件のときにもベース手法による推定結果と正解データとのコサイン類似度が0.5と高い。これら二冊において実際に正解データを調べたところ、いくつかの感性タグのスコアが高く、それ以外のほとんどのタグのスコアが0に近かった。推定した感性情報を見ると、ベース手法で

はレビューの少ないとき，いくつかの感性タグのスコアが0であることが多い．もし対象小説に特徴的な感性情報が一つや二つのように少なければ，多くのレビューにおいてもそれらの感性情報について言及すると考えられる．そのため，レビューが10件のときにこれら二つの小説は，ベース手法で提案手法とほぼ同じ精度で感性情報を推定できたのだと考えられる．

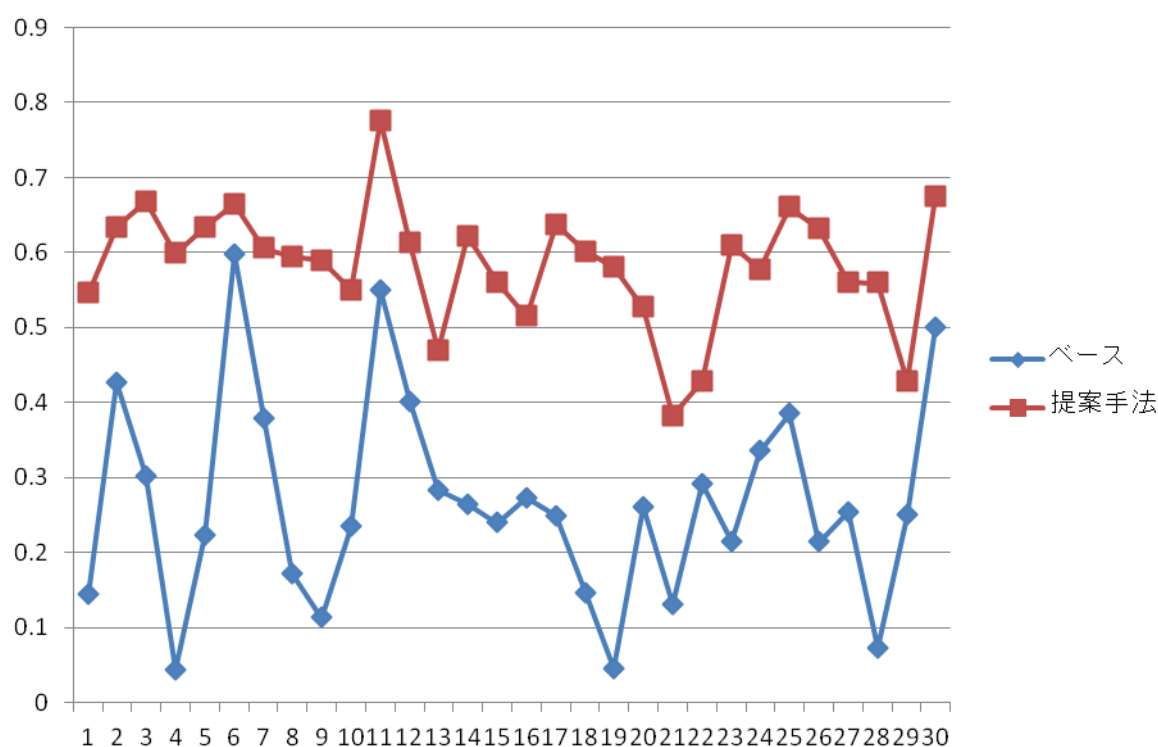


図 8: レビューが1件のときの小説ごとの提案手法の評価結果

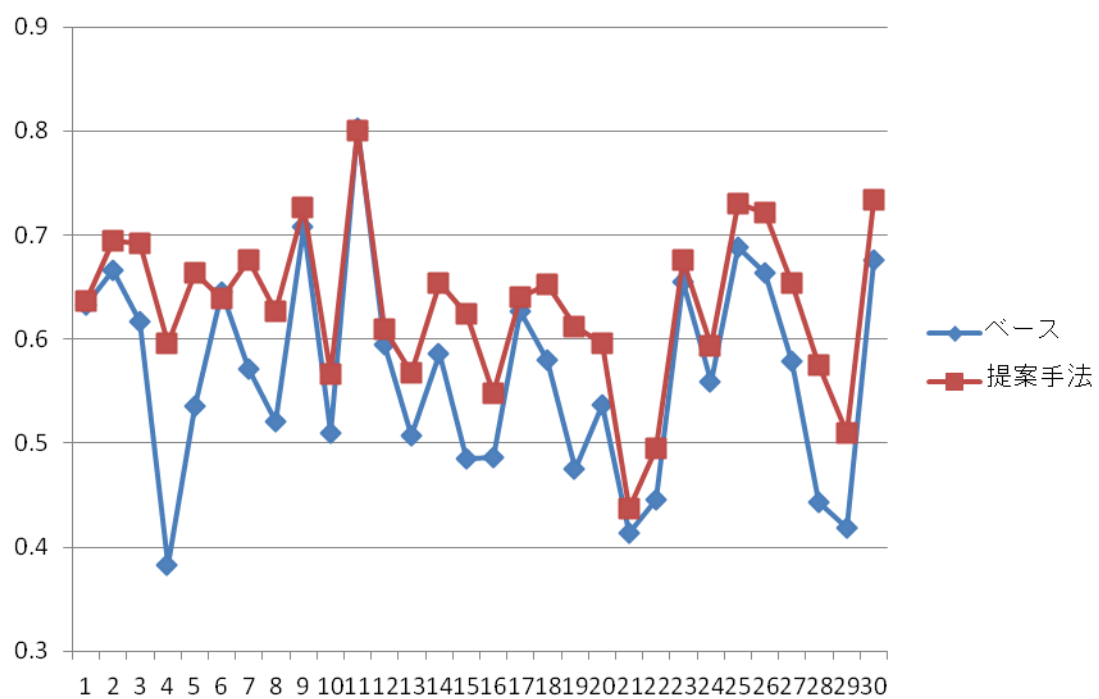


図 9: レビューが 10 件のときの小説ごとの提案手法の評価結果

7.6 閾値による提案手法及び各スコア拡張手法の変化

閾値 $C_1 \sim C_3$ を $0 \sim 0.5$ まで変動させたときの提案手法，レビュー情報を用いた手法及び著者情報を用いた手法の評価結果を図 10～12 に示す．

図 10～12 より，提案手法，レビュー情報を用いた手法，著者情報を用いた手法いずれにおいても，閾値が 0 の場合が最も精度高いことが分かる．しかし閾値を 0.5 にした場合もレビュー数が多いほど精度が高くなっていることが分かる．レビュー数が多いときに閾値を高くしても精度が高い理由として，レビュー情報を用いた手法においてはレビューが増えたことで，レビューの数も増え，スコアが閾値を越える場合が多くなったのだと思われる．またレビューが増えるにつれ，ベースの手法によりスコアを推定する感性タグの数も増え，レビュー情報，著者情報を用いた手法において推定した特徴的でない，閾値以下のタグのスコアがベース手法により推定できているためにそれほど必要なくなったことが考えられる．

次に閾値による制限をかけない場合に，精度が高くなったことから，まずレビュー情報を用いた手法において，対象小説のレビューの感性情報は，スコアの高い感性タグに限らず，スコアの低いタグにおいても，推定対象の小説の感性情報を表していたといえる．つまりレビューはある感性タグのスコアが高い小説を好んで読む傾向があるだけでなく，ある感性タグのスコアが中程度である，あるいは低いという条件も考慮に入れて小説を読んでいると考えられる．また著者の情報を用いた手法においても，対象小説の著者の感性情報は，スコアの高いタグも低いタグも対象小説の感性情報を表していたといえる．つまり同じ著者の小説も，ある感性が高いというだけでなく，ある感性が中程度，0 ではないが低いという情報まで似ているのだと考えられる．

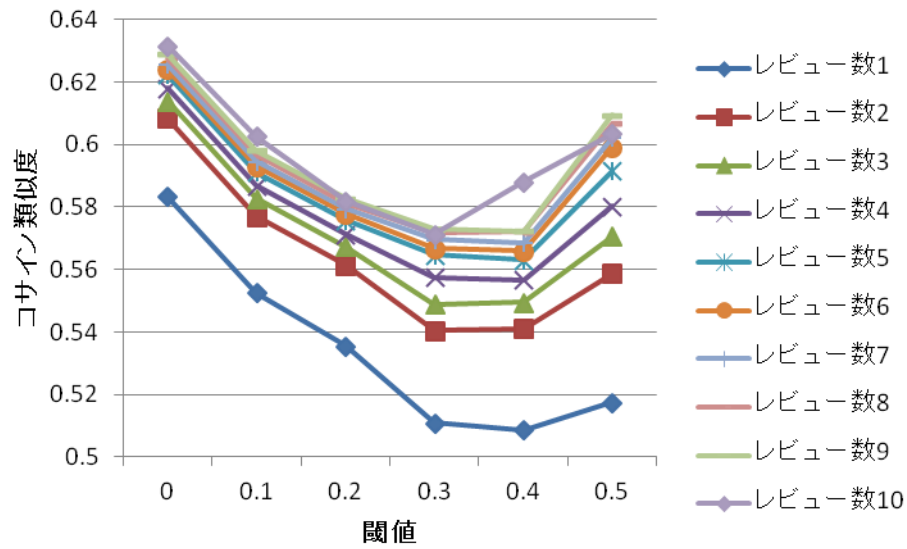


図 10: 閾値を変更したときの提案手法の評価結果

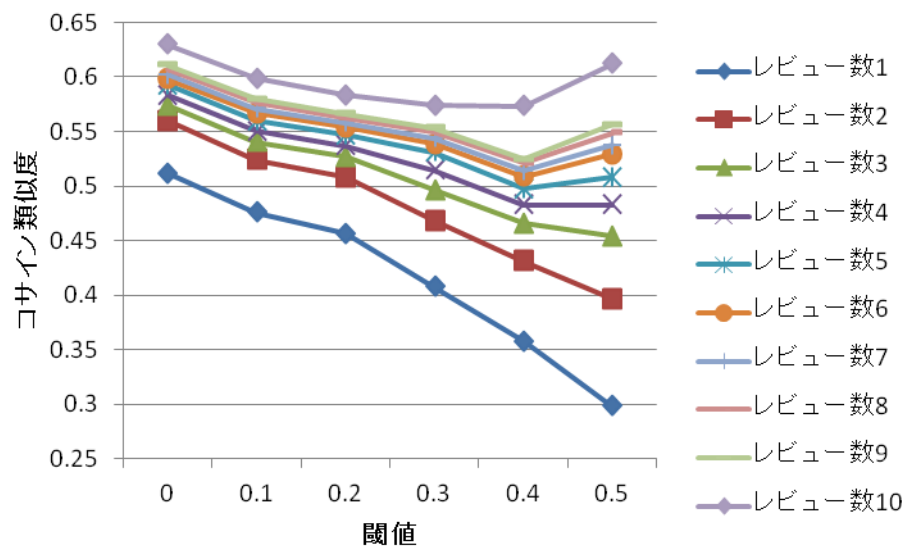


図 11: 閾値を変更したときのレビュー情報を用いた手法の評価結果

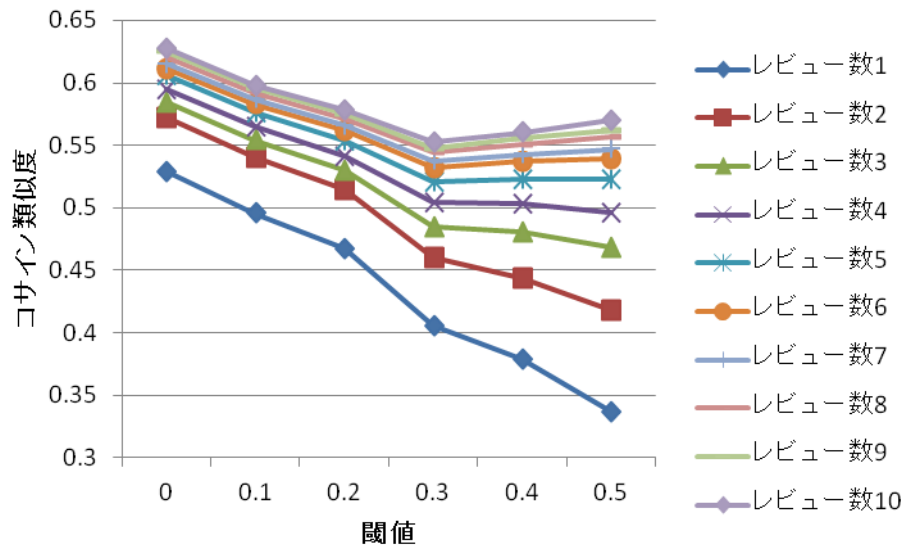


図 12: 閾値を変更したときの著者情報を用いた手法の評価結果

7.7 分散を用いた閾値

(2),(4),(5) 式では閾値と比較する値を更新する感性スコアの値で行っている．しかしこのままではレビュー情報を用いた手法ではレビューごと，著者情報を用いた手法では小説ごとの感性スコアのばらつきを考慮していないため，例えば著者情報を用いた手法のある感性タグにおいて，半数の小説の感性スコアが高く，残り半数の小説の感性スコアが低い場合と全部の小説の感性スコアが中程度の場合を同列に扱ってしまっている．実際には前者の場合は著者に傾向があるとはいえないため，全小説の感性スコアの平均をその著者の感性タグにスコア付けすることは妥当ではないと考えられる．またスコアが低～中程度であっても，他の対象小説のレビューや著者の小説において似た傾向があれば，対象小説にそのスコアを付与するのが妥当である（このことは，閾値を更新する感性スコアの値にしていた際に，閾値が小さいほど精度が高かったことからいえるだろう．）そのため，閾値と比較する値を $e(b_j)$ や $e(d_j)$ の感性タグごとの分散にして推定を行った．その結果を表 4～6 に示す．（この結果のレビュー情報を用いた手法は潜在レビューの情報を用いない場合の結果となっているが，ここでは分散を閾値にすることが有効かどうかの調査が目的であ

るので、潜在レビューの情報を用いるか用いないかの差はそれほど関係ないと思われる。)

表 4～6 の閾値は 0～3.0 の閾値での評価実験で最も精度の高かった 0.9 である。表 4～6 より、提案手法において閾値と比較する値を分散にしても、閾値を設けなかった場合と比べて、レビューが 0～2 件の場合を除き精度の向上は見られなかった。レビューが 0 件の時にも精度の向上が 0.002 ほどであることから、閾値を設けることで感性タグの更新を行わないことはあまり有効ではないと思われる。

しかし著者情報を用いた手法それぞれ単体で比較した場合、レビューの件数に関わらずわずかに精度の向上がみられた。このことから同じ著者の小説でも感性タグによってはスコアにばらつきがあることがいえるだろう。また他の閾値においても分散を用いた閾値の方が精度が高くなるか調査を行った。その結果、閾値が 0.8 以下、1.5 以上の場合には著者情報を用いた手法においても分散を閾値に用いない場合の方が精度が高いことが分かった。ゆえに同じ著者の小説間で明らかにばらつきが大きい感性情報のみを取り除くことが、著者情報を用いた手法において有効であると思われる。

表 4: 閾値に分散を用いた場合の提案手法（潜在レビューなし）の精度の変化

レビュー数	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
提案手法	0.598	0.574	0.603	0.610	0.616	0.621	0.624	0.627	0.629	0.631	0.632
分散を用いた閾値	0.600	0.576	0.604	0.609	0.615	0.621	0.624	0.627	0.628	0.630	0.630

表 5: 閾値に分散を用いた場合のレビュー情報（潜在レビューなし）を用いた手法の精度の変化

レビュー数	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
提案手法	0.450	0.530	0.553	0.569	0.584	0.593	0.598	0.605	0.610	0.612
分散を用いた閾値	0.452	0.531	0.551	0.568	0.584	0.592	0.598	0.602	0.606	0.608

表 6: 閾値に分散を用いた場合の著者情報を用いた手法の精度の変化

レビュー数	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
提案手法	0.598	0.574	0.603	0.610	0.616	0.621	0.624	0.627	0.629	0.631	0.632
分散を用いた閾値	0.600	0.576	0.604	0.609	0.615	0.621	0.624	0.627	0.628	0.630	0.630

7.8 潜在レビューの情報の有効性の調査

次にレビュー情報を用いた手法と、潜在レビューの推定を行わない場合のレビュー情報を用いた手法の評価結果を図 13 に示す。図 13 から、潜在レビューの感性情報を用いる方が、特にレビューの少ないときに精度の向上が顕著であることが分かる。このことからレビューの少ないときにおいて、潜在レビューの情報を用いることは有効であるといえる。また潜在レビューの感性情報は対象小説の感性情報と似ているともいえるだろう。しかしレビューが 10 件程度になるとほとんど精度に差がないことから、潜在レビューの感性情報は対象小説のレビューほど対象小説に似ているわけではなく、レビューが十分存在するならば、レビューの情報のみを用いて推定する方が高い精度で感性情報の推定が行うことができると考えられる。

また、潜在レビューの情報を用いるとレビューの少ない時に精度の向上が顕著であったことから、レビュー情報を用いた手法では、一人のレビューより複数のレビューの感性情報を合わせた方が適切に感性情報を推定することができるといえるだろう。本研究で推定したい感性情報が普遍的（平均的）な感性情報であることから、このような結果になったのだと考えられる。

レビューを 10 件用いた場合に潜在レビューの推定を行った場合と行わなかった場合に精度の差がほとんど見られなかった理由としては、小説の感性情報を推定する際には、十人ほどのレビューの感性情報を用いれば十分であることが考えられる。

推定した潜在レビューの数は小説によるが、五千～二万人であった。このことから潜在レビューはレビューに比べて対象小説の感性情報に似ていない場合が多いため、十人のレビューの情報を用いれば百人、千人の潜在レビューの情報を用いた場合と同等の精度で感性情報の推定を行うことができるのだと考えられる。

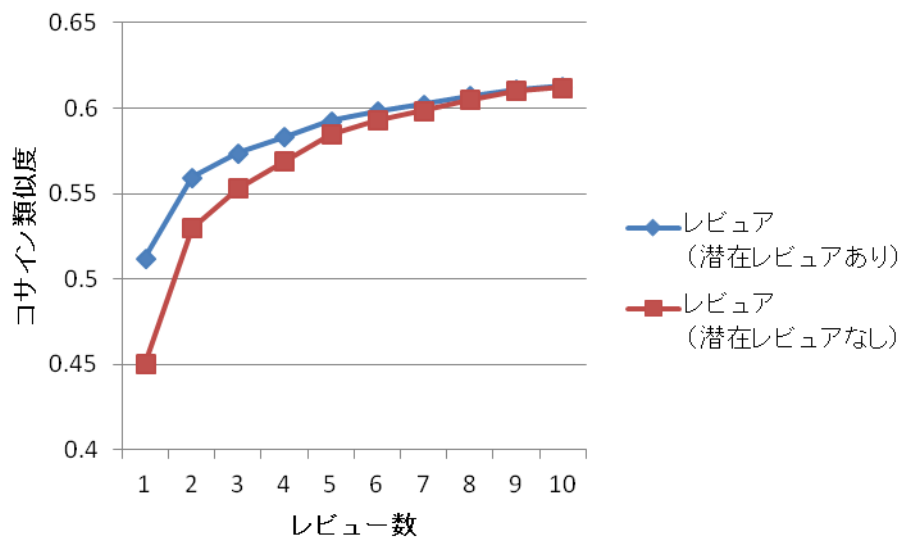


図 13: 潜在レビューの情報の有無による精度の変化

レビューが10件ある場合に潜在レビューの情報を用いても、用いない場合に比べて精度がそれほど変わらなかった理由として、潜在レビューの推定がそれほど上手くいっていないことが考えられる。そこで小説ごとに潜在レビューの推定を行った場合と行わなかった場合の精度の比較を行った。一件のレビューを用いて推定を行った際の結果を図14に示す。図14の横軸の小説の番号と実際の小説のタイトルの対応は、付録Bを参照されたい。図14より、まずレビューが一件のときには潜在レビューの情報の有無に関わらず、どの小説においてもベース手法よりもレビュー情報を用いた手法の方が精度が高いことが分かる。

またレビューが一件のときにも潜在レビューの推定を行わなかった場合の方が、行った場合よりも精度が高い小説があることが分かる。このことから、いくつかの小説においては、潜在レビューの感性情報の推定、または潜在レビューの推定が上手くいっていない場合があると思われる。

実際に推定した潜在レビューのレビューした小説の数を見てみると、潜在レビューの情報を用いない方が精度が高くなった小説においては、レビューを1,2件しか投稿していない潜在レビューが多く見られた。これらの潜在レビューは投稿したレビューが少ないため、レビューの感性情報を適切に推定できていない可能性が高い。

つまり、これらの潜在レビューの感性情報はあまり信頼できない。このような潜在レビューが多かったため、これらの小説においては潜在レビューの情報を用いた場合の方が精度が低くなったのだと思われる。

また潜在レビューとしてふさわしくないレビューを潜在レビューとして推定してしまう理由として、以下の二つが考えられる。

一つ目に、潜在レビューの推定は、レビューの読んだことのある小説の集合をヒントに行っているため、推定に用いるレビューの質によって潜在レビューの質も大きく変わってくる。そのため読む小説にあまり傾向のない（例えば読書好きで多くの小説を読んでいる）レビュー数名しか対象小説にレビューしていない場合は、レビュー情報を用いて推定した感性情報が平均的なスコアになりやすいため、対象小説のスコアとして推定するのにふさわしくない。またあまりレビューしたことの少ないレビュー数名しかレビューしていない場合は、推定できる潜在レビューの数が少ないうえに、潜在レビューもあまりレビューをしないレビューが選ばれる可能性が高いため、潜在レビューの情報を用いない場合に推定した感性情報とあまり変わらない場合が多いと考えられる。

二つ目に、逆にレビューの数が増えると、レビューの読んだことのある小説の数も増えるため、推定する潜在レビューの数も比例して多くなる。そのためレビューが多すぎる場合にも、あまり潜在レビューとしてふさわしくないレビューを潜在レビューとして推定してしまう可能性がある。

この二つのことが潜在レビューとしてふさわしくないレビューを潜在レビューとして推定してしまう理由として考えられるが、今回はレビューの少ない小説を対象にしているため、主に前者の理由が当てはまると考えられる。

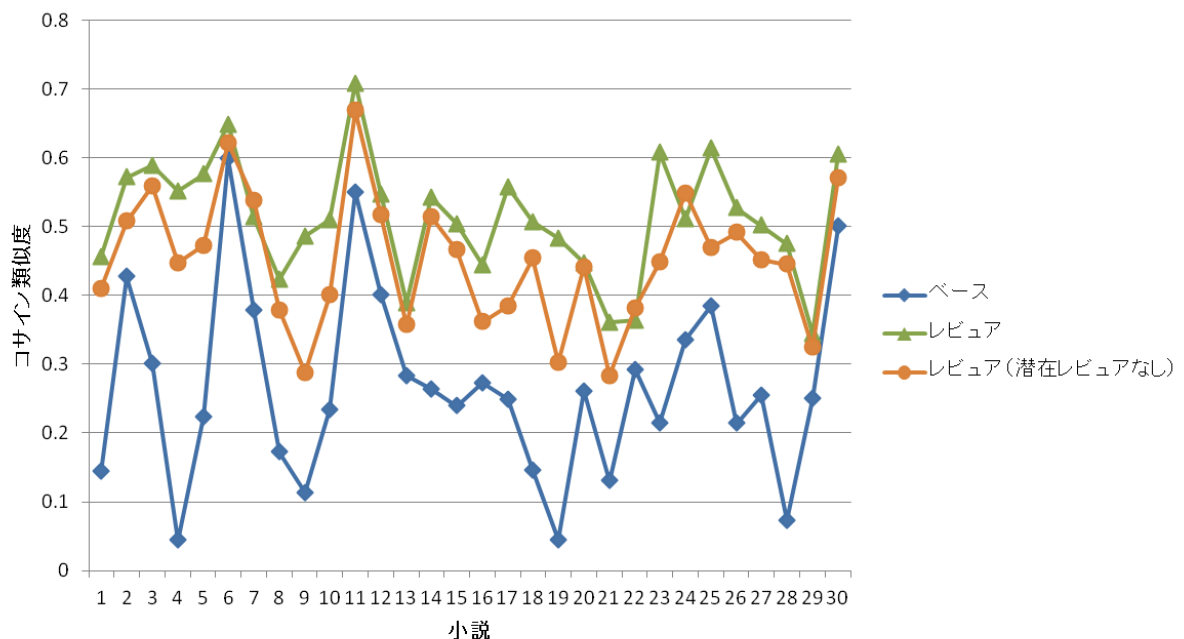


図 14: 小説ごとの潜在レビューの情報の有無による精度の変化

7.9 潜在レビュー推定手法の改良

レビューが少ないと、推定する潜在レビューの数が少なくなる．そのためレビューが少ない場合には推定する潜在レビューの数をさらに増やすことで精度が向上する可能性がある．そこで推定する潜在レビューを「対象小説のレビューが読んだ小説のみを読んだレビュー」ではなく、「対象小説のレビューが読んだ”小説の著者の小説”のみを読んだレビュー」のように条件を小説単位から著者単位に変更して潜在レビューの推定を行った．その結果を表 7 に示す．

表 7 より、条件を小説単位にした場合と比べて著者単位にしても、精度の向上はほとんどみられなかった．ただレビューが 1 件、及び 10 件のときにはわずかに精度が向上した．このことから潜在レビューの数が増えたことで小説の感性情報をより適切に推定できた場合があると考えられる．また精度が低下することはなかったことから、著者単位にして推定した潜在レビューは、小説単位で推定した潜在レビューと感性情報が似ており、対象小説の潜在レビューとしてふさわしいといえるだろう．しかし精度が向上したとはいえ、その差はわずかであった．このことから小説

表 7: 条件が著者単位での潜在レビュー推定手法の結果

レビュー数	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
小説単位	0.512	0.560	0.574	0.583	0.593	0.598	0.602	0.607	0.611	0.613
著者単位	0.513	0.560	0.574	0.583	0.593	0.598	0.602	0.607	0.611	0.612

単位で推定した潜在レビューの数は対象小説のレビューの情報を補うのに十分であり，著者単位で推定した潜在レビューの情報をを用いずとも，小説単位で推定した潜在レビューの情報が十分感性情報を推定できているといえるだろう．

次にレビューが多くなると推定する潜在レビューの数が多くなり，潜在レビューの質が下がる可能性があると考えられるため，小説を読んだ読まないの二値の情報に加え，小説ごとにどれほどレビューが読んでいるかのスコアを付与してそのスコアの合計値により潜在レビューを推定した．これにより潜在レビューを推定する条件が厳しくなり，潜在レビューとしてふさわしくないレビューを除外できると考えた．具体的には，対象小説を読んでいるレビューの読んでいる小説にスコア付けを行い，「スコアの合計が，対象小説を読んでいるレビューの平均スコア，最低スコアより高かったレビュー」を対象小説の潜在レビューとした．小説のスコアは，以下の式により求めた．ここで s_{d_i} を小説 d_i のスコア， $R(d_i, d_j)$ をスコア付けする小説 d_i と感性情報推定対象小説 d_j の両方を読んだレビュー， $R(d_i)$ をスコア付けする小説の読者とする．

$$s_{d_i} = \frac{|R(d_i, d_j)|}{|R(d_i)|} \quad (10)$$

その結果を表 8 に示す．「平均スコア」の行が対象小説を読んでいるレビューの平均スコアより高かったレビューを潜在レビューにした際の評価結果，「最低スコア」の行が対象小説を読んでいるレビューの最低スコアより高かったレビューを潜在レビューにした際の評価結果を表している．

表 8 より，スコアを用いない場合と比較して，精度が向上することはなかった．このことから，10 人以下のレビューから潜在レビューの推定を行う場合は，読んでいる読んでいないの二値の情報から潜在レビューの推定を行った方が，スコアを用いるよりも適切に潜在レビューを推定できていることが分かる．また潜在レビューな

表 8: スコアを用いた潜在レビュー推定手法の結果

レビュー数	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
潜在レビューあり	0.512	0.560	0.574	0.583	0.593	0.598	0.602	0.607	0.611	0.613
潜在レビューなし	0.450	0.530	0.553	0.569	0.584	0.593	0.598	0.605	0.610	0.612
平均スコア	0.457	0.530	0.553	0.568	0.584	0.592	0.598	0.604	0.609	0.611
最低スコア	0.456	0.534	0.556	0.570	0.585	0.593	0.599	0.605	0.610	0.613

しの場合と比較すると、わずかにしか精度が向上していないことが分かる。この理由として、レビューの数が少ないため、条件を厳しくすることで精度高く小説の感性情報の推定を行うのに必要な潜在レビューの数が少なくなり過ぎてしまったことが考えられる。実際に推定した潜在レビューの数を見てみると、閾値を平均値にした場合の推定人数の平均が約 0.5 人、閾値を最小値にした場合の推定人数の平均が 1.5 人であり、潜在レビューの推定がほとんど行えていないことが分かった。ほとんどの小説においては一人も潜在レビューの推定を行えていなかったため、条件が厳し過ぎたのだと思われる。

また念のため潜在レビューの推定が行われていない小説があるかもしれないため、推定した潜在レビューの数を実際に見てみたが、どの小説においても潜在レビューの推定が行われていた。しかし小説によっては五千人や一万人程の大量のレビューを潜在レビューとして推定していた。

7.10 人気のある小説の嗜好情報としての有効性

(2) 式ではどの小説においても感性スコアをそのまま用いて集計を行っている．しかし人気の高い小説はレビューの嗜好に関係なく読んでいる可能性が高く，レビューの嗜好情報として利用するには不適切だと思われる．そのため (2) 式右辺第一変数の分子において感性スコアを集計する際に，人気のある小説（100 件以上レビューのある小説）の感性スコアは「加える感性スコア / \log_{100} (レビュー文数)」倍して減らしてから集計した．その結果を図 15 に示す．

図 15 より，人気のある小説の感性スコアを減らすことによる精度の向上はみられなかった．このことから，人気のある小説も，そのレビューの嗜好情報を表しているといえるだろう．ただレビューが読書家であり，多くの小説を読んでいる場合などにおいては，人気のある小説の感性スコアを減らすことは有効であるかもしれない．

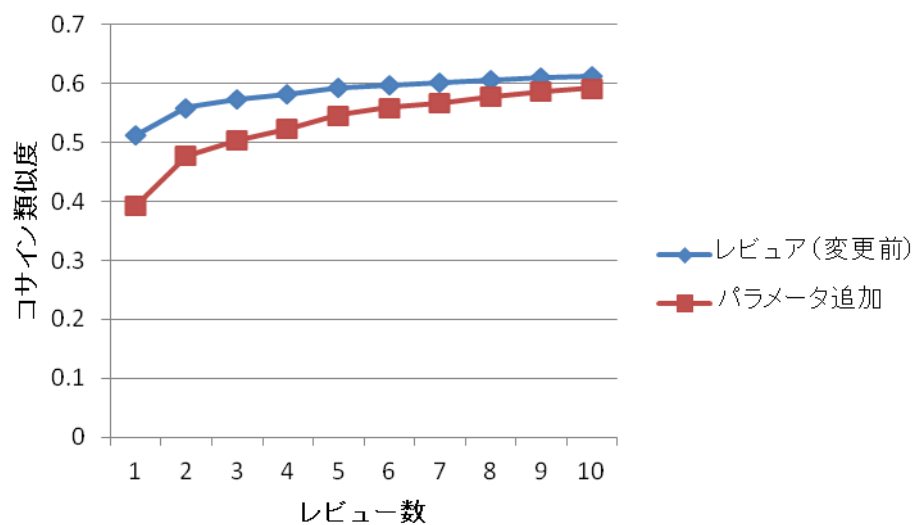


図 15: 閾値を変動させたときの著者情報を用いた手法の評価結果

7.11 著者情報を用いた手法における発売日データの有効性

著者情報を用いた手法が提案手法の中で、最も精度の向上に寄与していた。このことから著者情報を用いた手法の仮説である同じ著者の小説は似た感性情報を持つが正しかったといえるが、その仮説が正しかったことをさらに裏付けるため、実際に著者の小説どうしは感性情報が似ているかどうかを調査した。

評価に用いた小説の中で、同じ著者の小説どうしの感性スコアベクトルのコサイン類似度の平均が 0.816、30 冊全ての小説どうしの感性スコアベクトルのコサイン類似度の平均が 0.672 となった。このことから同じ著者の小説同士は類似性が高いといえる。また同じ著者であっても、コサイン類似度が 0.574 の小説のペアが存在した。このことから、著者情報を用いた手法では同じ著者の小説全てを用いて感性情報の推定を行っているが、対象小説に感性情報が近い小説のみを用いて著者の感性情報を推定することで、更なる精度の向上が期待できると考えられる。そこで本研究でも著者の感性情報を推定する際に、感性情報が近いと思われる小説を選択することを行った。

内容紹介を用いた手法の精度がベース手法の精度より高かったことから、内容紹介が似ている小説どうしはある程度感性情報が似ているといえるだろう。そのため、同じ著者の小説においても、内容紹介が似ていれば、著者の感性情報を推定する際に、感性情報が近いと思われる小説を選択することができると考えられる。そこで内容紹介の類似度を用いて、感性情報の似ている小説を選択できるかについて調査を行った。同じ著者の小説どうしの内容紹介の類似度の平均と、全小説どうしの内容紹介の類似度の平均を調べたところ、同じ著者の小説どうしの類似度の平均は 0.0447、全小説どうしの内容紹介の類似度の平均は 0.00832 となった。このことから、同じ著者の小説どうしは内容紹介が似ていないことが分かる。この理由として、内容紹介は二文、三文ほどの短い文章であるため、よほど内容が似ていない限り、内容紹介の類似度は高くなることが考えられる。よって内容紹介を用いることで、著者の感性情報を推定する際に、感性情報が近いと思われる小説を選択することは難しいといえる。

次に同じ著者でも年齢や小説の執筆回数により小説の印象が変わることがあると考えられる．そのため (6) 式右辺の $D(a_i)$ を著者 a_i の全ての小説の集合ではなく，著者のある限定された期間（年単位及び冊数単位）に発売した小説の集合として推定を行った．

また同じ著者の小説が似ているのであれば，過去の小説の感性情報から対象小説の感性情報を予測することができるかもしれない．そこで，時系列データから将来値を予測する際に利用される代表的な手法の一つである指数平滑法を用いて著者の小説に対して感性情報の推定を行った．

m_t を t 時点での移動平均値（予測値）， d_t を t 時点での実測値， α を平滑定数（ $0 < \alpha < 1$ ）としたときに，以下の式により予測値を求める手法が指数平滑法である． α は小さいほど過去の経過を重視し，大きいほど直前の値を重視する係数である．

$$m_t = \alpha d_{t-1} + (1 - \alpha)m_{t-1} \quad (11)$$

その結果を表 9，図 16 に示す．

表 9 より，著者の感性情報に近い発売日の小説を用いて推定しても精度は向上しなかった．また図 16 より時系列分析を行った場合は大きく精度が下がった．このことから，同じ著者の小説において，発売日が近い小説どうしが特に似ているわけではないと考えられる．

今回小説の発売日データを用いることで，対象小説に似ている小説のみで著者情報を推定することを試みた．その結果著者においては発売日データを用いて小説を選定することは有効ではなかったが，レビューが一時期においてある印象を持つ小説やある時代背景の小説にはまることが考えられるため，レビュー情報を用いた手法において，レビューの感性情報を推定するときにレビューの投稿日時のデータを用いることは有効かもしれないと思われる．

表 9: 著者情報を推定する小説の期間を限定したときの評価結果

閾値	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
著者（改良前）	0.628	0.529	0.572	0.584	0.595	0.606	0.611	0.616	0.621	0.625	0.627
冊数制限	0.624	0.533	0.573	0.584	0.594	0.605	0.610	0.613	0.618	0.622	0.625
年数制限	0.601	0.526	0.567	0.580	0.590	0.600	0.606	0.610	0.616	0.620	0.622

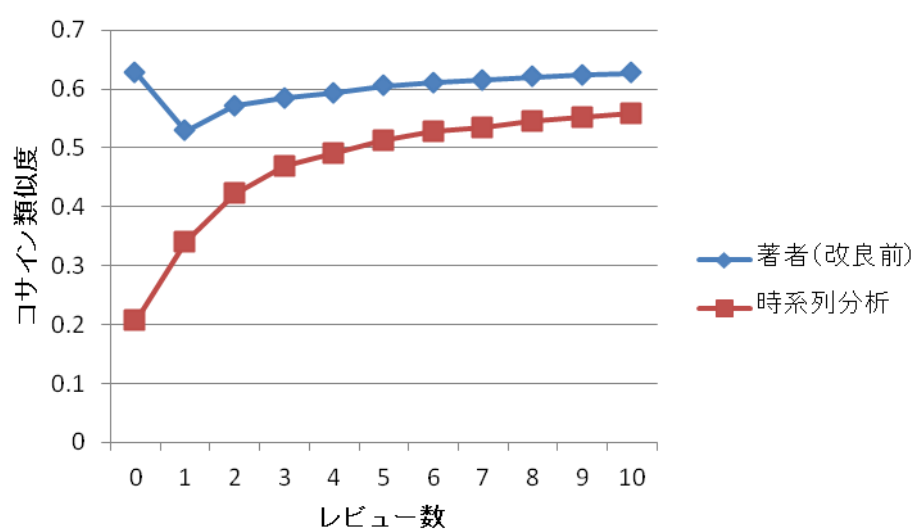


図 16: 時系列分析手法を適用した際の著者の感性情報を用いた手法の評価結果

7.12 内容紹介を用いた手法の考察

次に内容紹介を用いた手法において、対象小説とレビューが十分ある小説の内容の類似度を比較して、類似度の高い小説の感性スコアを元々の感性スコアに加算しているが、このときのレビューが十分ある小説として最も適しているのはレビューが何件ある小説なのか調査を行った。具体的にはレビューが十分にあるかどうか判断する際のレビュー数の閾値を 10 件～50 件の間で変更して評価を行った。ここでレビューを 50 件までにした理由として、レビューが 50 件以上ある小説は小説全体の 1.5 割ほどしか存在せず、レビューが 100 件以上ある小説においては小説全体の 1 割ほどしか存在しないことが事前調査で分かったため、比較対象の小説が少なすぎると内容の類似度が高くなる小説が存在しなくなると判断したためである。その結果を表 10 に示す。1 列目はレビューが十分にあるかどうか判断する際のレビュー数の閾値を表している。

表 10 より、レビューが 10 件以上ある小説をレビューの十分ある小説として推定を行った場合が最も精度が高いことが分かる。このことから 10 件のレビューがあればベース手法でもある程度小説の感性情報を推定することができているといえるだろう。また 10 件のレビューを用いれば小説の感性情報をある程度推定できるならば、比較対象の小説が増えたことが、レビュー数を低く設定すればするほど精度が向上した理由として挙げられる。

ただ閾値のレビュー数を変更しても大きな精度の変化はみられない。その理由として、内容紹介の類似度が上位にくる小説どうしは感性情報が似ていることが考えられる。

表 10: 十分にレビューのある小説の閾値の変更による精度の変化

	レビュー数										
閾値	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
10	0.539	0.505	0.551	0.565	0.574	0.585	0.592	0.595	0.605	0.610	0.614
20	0.538	0.504	0.551	0.565	0.574	0.585	0.592	0.595	0.605	0.610	0.614
30	0.536	0.507	0.550	0.562	0.572	0.583	0.590	0.594	0.602	0.608	0.611
40	0.534	0.500	0.548	0.561	0.571	0.583	0.590	0.593	0.602	0.608	0.612
50	0.532	0.499	0.546	0.560	0.570	0.581	0.589	0.692	0.602	0.608	0.611

内容紹介の類似度の高い小説どうしの感性情報が似ているならば，類似度の高い小説 1 冊だけでなく，上位数冊の感性情報も感性情報推定に利用できると考えられる．そこで内容紹介を用いた手法において，類似度の最も高い小説一冊の小説の感性情報を元々の感性スコアに加算するのではなく，類似度の高い上位 2 冊，3 冊の感性情報を用いて感性スコアの更新を行った．ここではレビューが 30 件以上ある小説を十分レビューのある小説としている．その結果を表 11 に示す．

表 11 より，わずかではあるが推定に用いる小説の数が多いほど精度が向上していることが分かる．このことから，内容紹介の類似度が上位にくる小説どうしは感性情報が似ていることがいえるだろう．また感性情報が似ていると思われる数冊分の情報を用いているので，ある一冊においてはある感性タグのスコアが対象小説にふさわしくなくても，他の一冊もしくは二冊の感性タグのスコアが対象小説にふさわしければ対象小説のスコアは本来持つ感性スコアに近づく．そのため対象小説の本来の感性スコアに近づき，わずかに精度が向上したのだと思われる．

表 11: 感性情報の更新に用いる小説の冊数の変更による精度の変化

レビュー数	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
上位 1 冊	0.536	0.507	0.550	0.562	0.572	0.583	0.590	0.594	0.602	0.608	0.611
上位 2 冊	0.542	0.507	0.554	0.569	0.578	0.588	0.594	0.598	0.607	0.613	0.617
上位 3 冊	0.544	0.508	0.554	0.570	0.580	0.590	0.596	0.600	0.609	0.615	0.618

7.13 検索結果におけるレビューの少ない小説の割合

レビューの少ない小説にも感性情報を付与することができるのであれば，実際に小説検索システムにおいて小説を検索すると，レビューの少ない小説も多く提示されるはずである．

そこで構築した小説検索システムにおいて，ベースの手法と提案手法の推定結果を用いて実際に小説の検索を行い，上位 30 件においてレビューが 10 件以下の小説の提示される割合を調査した．入力する感性タグの数を変更して計 5 回検索を行った時の，レビュー数が 10 件以下の小説が提示される割合の平均をとった結果を表 12 に示す．

表 12 より，提案手法の推定結果を検索に用いた場合の方が，ベース手法の推定結果を検索に用いた場合に比べて，上位に提示されるレビューの少ない小説の数が多いことが分かる．このことから，提案手法はベース手法よりもレビューの少ない小説に対して多くのタグにスコアを付与できていることが考えられる．実際に推定した感性情報を調べると，ベース手法では一部の感性タグのみ感性スコアが付与されているが，提案手法では全てのタグにスコアが付与されている．

表 12: 上位 30 件に表示されるレビューの少ない小説の割合

	提案手法	ベース手法
上位 10 件	0.920	0.460
上位 20 件	0.890	0.490
上位 30 件	0.833	0.473

8 おわりに

本研究では，レビューに加えてレビューや著者の感性情報を利用して小説に感性情報を付与する手法を提案した．評価実験ではレビューの少ない小説に対して比較手法より優れた精度が得られたことから，レビューの少ない小説において提案手法が有用であるといえる．またレビュー情報，著者情報，内容紹介を用いた手法の全てのスコア拡張手法において精度の向上がみられたことから，今回提案した3つの情報はレビューの少ないときに有用であることが分かった．

しかし同じ著者の小説どうしても感性情報の似ていない小説があること，潜在レビューの情報を用いない場合の方が精度が高い小説があることから，著者情報を用いた手法，レビュー情報を用いた手法において，まだ改良の余地が残っていると思われる．

そのため今後の課題として，対象小説と感性情報が類似した小説のみを用いて著者の感性スコアベクトルを推定する手法の開発や，年齢などのレビューの属性値を考慮した潜在レビューの推定手法の開発，またレビュー日時を考慮したレビューの感性情報の推定を行うことや，ジャンルごとに提案手法を適用することが挙げられる．

謝辞

本研究を行うにあたり，内海 彰 教授に丁寧な指導していただきました．また，研究室の皆様には適切な助言をいただきました．特に，博士研究員の秋元さん，猪原さんには常日頃からの的確な助言をいただきました．そして評定の際には多くの方々にご協力いただきました．皆様の協力なしには本研究が成り立たなかったことと思います．皆様に感謝の意を表し，紙面をかりて謝辞とさせていただきます．

参考文献

- [1] 中山伸一：感情による図書検索システム，人文学と情報処理，No.28, pp.73-82 (2000).
- [2] 桑田てるみ，原田隆史，小林加奈：感性語を検索語とした読書資料検索システムの開発に関する基礎研究-日本語版 which book の作成-，学校図書館学研究，Vol.8, pp.3-20 (2006) .
- [3] 原田隆史，池内正明：書評中の語を用いた図書に対する感性パラメータ自動設定の最適化，情報知識学会誌，Vol.19, No.2, pp.152-157 (2009) .
- [4] 原田隆史：感性パラメータを用いた類似する小説の提示，情報知識学会誌，Vol.21, No.2, pp.291-296 (2011) .
- [5] 辻三郎：感性の科学 - 感性情報処理へのアプローチ - . サイエンス社 (1997) .
- [6] 井口征士：感性情報処理が目指すもの，情報処理，Vol.35, No.9, pp.792-798 (1994).
- [7] 椋木雅之，田中大典，池田克夫：対義語対からなる特徴空間を用いた感性語による画像検索システム，情報処理学会論文誌，Vol.42, No.7, pp.1914-1921(2001).
- [8] Kazuhiro Kuroda, masafumi Hagiwara: An image retrieval system by impression words and specific object names-IRIS, Neurocomputing, Vol.43, No.1, pp259-276 (2002).
- [9] 岡隆一，西村拓一，張建新，伊原正典：フレーム特徴の音素記号化に基づく語彙に依存しない音声検索，信学論 (D-II) ,Vol.J86-D-II, No.6, pp.764-775 (2003).
- [10] 森田昌宏，速水治夫：情報フィルタリングシステム，情報処理，Vol.37, No.8, pp.751 758 (1996).

A 評価データ収集の際の実験の詳細

評価を行う際の説明文は以下のようになっている。

10冊の小説に対して44項目の感性情報の評価を1～5の5段階で行っていただきます。各項目の感性情報が感じられなければ1、強く感じられれば5として評価を行ってください。

評価を行う際には、レビュー及びあらすじを見て十分に内容を理解した上で行って下さい。

あらすじはタイトルの下に記載されています。レビューはあらすじの下にあるリンクタグを押下することで新規タブに表示されます。そのページの評価が終わったら、「次へ」または「送信」ボタンを押下し、次のページにお進み下さい。

一度タブを閉じても、本ページの名前の欄に同一の名前を入力することで、同じページから再開することができます。(ただし、ページの途中まで評価してからタブを閉じた場合、同じページから再開することはできませんが、1つ目の感性項目から再評価となりますので、「次へ」または「送信」ボタンを押下し、データを送信した後にタブを閉じるようにして下さい。)

なお、入力いただいたデータは研究の目的のみで使用し、他の目的で使用するこ
とや、無断で外部へ提供、開示することはありません。

* 評価する際の注意点 : ・ レビューにより意見が分かれる可能性があるため、できるだけ多くのレビューを見てから評価を行ってください。 ・ ブラウザの「戻る」ボタンを押さないようにして下さい。評価データが正しく送信されない可能性があります。

準備がよろしければ名前を入力の上、こちらからお進み下さい。

小説 1:玩具の言い分-朝倉かすみ

あらすじ:

「わたし」を脱いで裸になりたい。シャレにならない大人の事情—朝倉かすみ贈る、ほろ苦くもエロティックな恋愛短編集。

1960年、北海道生まれ。2003年「コマドリさんのこと」で第37回北海道新聞文学賞を受賞し、デビュー。04年、「肝、焼ける」で第72回小説現代新人賞受賞。09年、『田村はまだか』で第30回吉川英治文学新人賞を受賞。近著に『エンジョイしなけりや意味ないね』『ロコモーション』などがある。

レビュー<http://bookmeter.com/bl/4396633149?p=1>

嬉しい ● 1 ● 2 ● 3 ● 4 ● 5	陰湿な ● 1 ● 2 ● 3 ● 4 ● 5
悲しい ● 1 ● 2 ● 3 ● 4 ● 5	とげとげしい(対立的) ● 1 ● 2 ● 3 ● 4 ● 5
楽しい(エキサイティング) ● 1 ● 2 ● 3 ● 4 ● 5	柔らかい ● 1 ● 2 ● 3 ● 4 ● 5
おもしろい ● 1 ● 2 ● 3 ● 4 ● 5	固い ● 1 ● 2 ● 3 ● 4 ● 5
つまらない ● 1 ● 2 ● 3 ● 4 ● 5	あたたかい ● 1 ● 2 ● 3 ● 4 ● 5
愉快な(ユーモラス) ● 1 ● 2 ● 3 ● 4 ● 5	冷たい ● 1 ● 2 ● 3 ● 4 ● 5
不愉快な ● 1 ● 2 ● 3 ● 4 ● 5	上機嫌な ● 1 ● 2 ● 3 ● 4 ● 5
にぎやかな ● 1 ● 2 ● 3 ● 4 ● 5	不機嫌な ● 1 ● 2 ● 3 ● 4 ● 5
おとなしい ● 1 ● 2 ● 3 ● 4 ● 5	上品な ● 1 ● 2 ● 3 ● 4 ● 5

図 17: 評価を行う際の実験 Web ページ

B 評価に用いた小説一覧

レビューが100件以上ある小説の中から無作為に選び、評価に用いた30冊の小説を表13に示す。表13の番号の列の値は、7.5節の図8,9及び7.8節の図14の横軸の番号と対応している。

表 13: 評価に用いた小説 30 冊

番号	タイトル	著者
1	闇の子供たち	梁石日
2	十二単衣を着た悪魔	内館牧子
3	クリムゾンの迷宮	貴志祐介
4	まよチキ! 6	あさのハジメ
5	新世界より 中巻	貴志祐介
6	仮面病棟	知念実希人
7	英雄の書 上	宮部みゆき
8	百億の昼と千億の夜	光瀬龍
9	ブラック・アゲート	上田早夕里
10	まよチキ! 12 巻	あさのハジメ
11	火の粉	零井脩介
12	天使の囁り	貴志祐介
13	冷血 (下)	高村薫
14	玩具の言い分	朝倉かすみ
15	14 歳	千原ジュニア
16	ぼっけえ、きょうてえ	岩井志麻子
17	バリ3探偵 圈内ちゃん	七尾与史
18	リアル鬼ごっこ	山田悠介
19	神の火 下	高村薫
20	太陽を曳く馬 下	高村薫
21	風の歌を聴け	村上春樹
22	血の轍	相場英雄
23	悲嘆の門 (上)	宮部みゆき
24	あやし	宮部みゆき
25	陽気なギャングは三つ数えろ	伊坂幸太郎
26	レディ・ジョーカー 上	高村薫
27	あんじゅう 三島屋変調百物語事続	宮部みゆき
28	復讐したい	山田悠介
29	武士道	新渡戸稲造
30	人類最強の初恋	西尾維新

C 感性タグ一覧

感性情報の推定に用いた感性タグと感性語の例を表 14 に示す．番号の列の値は 7.4 節の図 7 の番号と対応している．

表 14: 感性タグの一覧と感性語の一部

番号	感性タグ	感性語
1	おとなしい	しんしん，まじめ，安らか，内気
2	せかせかした	せっかち，そわそわ，忙しい，焦る
3	つまらない	くだらない，あっけない，ろくでもない，ばからしい
4	とげとげしい（対立的）	けんか，つんけん，ぎすぎす，陰険
5	にぎやかな	うるさい，はつらつ，やかましい，活発
6	のどかな	うらうら，おっとり，のんびり，温和
7	安心な	ほっと，たくましい，健やか，頼もしい
8	安全な	つつがなく，セーフ，安寧，静寂
9	暗い	しめやか，陰鬱，暗闇，無学
10	穏やかな	なごやか，やんわり，安らか，平和
11	下品な	がさつ，やくざ，はしたない，俗
12	楽しい（エキサイティング）	うきうき，爽快，ほくほく，悦楽
13	危険な（サスペンス）	はらはら，ひやひや，危機，頼りない
14	嬉しい	わくわく，歓喜，有頂天，遊楽
15	緊迫した	きつい，クライマックス，窮地，騒然
16	軽やかな	すっきり，軽快，スポーティ，晴れ晴れ
17	陰悪な	おそれる，あわや，リスキー，胸騒ぎ
18	固い	きいちり，窮屈，強固，不屈
19	荒々しい	獐猛，わんぱく，どたばた，激しい
20	弱々しい	きゃしゃ，脆弱，病的，不健康
21	醜い（グロテスク）	いびつ，おどろおどろしい，奇怪，醜悪
22	柔らかい	たおやか，ふにゃふにゃ，ふくよか，柔和

表 15: 感性タグの一覧と感性語の一部の続き

番号	感性タグ	感性語
23	重々しい	厳か，悠然，沈着，思慮深い
24	消極的な	シャイ，陰気，受身，慎重
25	上機嫌な	ご機嫌，心地よい，気色，朗らか
26	上品な	あか抜け，しゃれる，奥ゆかしい，雅
27	真面目な（シリアス）	けなげ，無垢，ひたむき，地道
28	静かな	からりと，しじま，しめやか，悠々
29	静的な	常，不動，不変，安定
30	積極的な	りりしい，アクティブ，ただけしい，気丈
31	暖かい（温かい）	ぬるい，むしむし，親切，友好的
32	地味な	つつましか，儉約，土くれ，野暮
33	動的な	さかん，パワフル，活動的，前向き
34	派手な	けんらん，きらびやか，見好い，豪奢
35	悲しい	さみしい，感傷，涙，不幸
36	美しい	きれい，チャーミング，華麗，優雅
37	不安な（スリリング）	おそれる，胸騒ぎ，気掛かり，心配
38	不機嫌な	かんしゃく，鼻息，きれる，嫌
39	不愉快な	怒る，憤慨，ふくれる，不平
40	明るい	快活，熟知，満足，茶目
41	面白い	こっけい，おかしい，たまらない，好む
42	愉快的（ユーモラス）	おどける，ひょうきん，ジョーク，道化
43	力強い	パワフル，無敵，強い，高圧的
44	冷たい	ひやひや，ぞくぞく，肌寒い，寒い